

Анализ алгоритмов слепого разделения сигналов на основе рекуррентной нейронной сети

К. С. Белков

Уральский федеральный университет
имени первого Президента России Б. Н. Ельцина,
Екатеринбург, Россия
belkov.k.s.8@yandex.ru

Аннотация. В работе решалась задача исследования эффективности алгоритмов слепого разделения сигналов на фоне шумов: была изучена чувствительность алгоритмов Жуттена — Эро и минимизации взаимной информации к изменению их параметров. В результате были выявлены достоинства и недостатки представленных алгоритмов.

Ключевые слова. Слепое разделение сигналов, алгоритм Жуттена — Эро, минимизация взаимной информации, слепая обработка, OFDM-сигнал, меры Кульбака — Лейблера.

Algorithms of Blind Separation of Signals Based on the Recurrent Neural Network

Kirill S. Belkov

Ural Federal University
named after the first President of Russia B. N. Yeltsin,
Ekaterinburg, Russia
belkov.k.s.8@yandex.ru

Abstract. This paper focuses on the study of the efficiency of the separation of blind signal affected by noise. The purpose of this article is to explore the sensitivity of algorithms Jutten-Herault and the minimization of mutual information when the algorithm parameters are changed. Simulink software which allows building and simulating dynamic model algorithms has been used to examine the sensitivity of algorithms. The research revealed that algorithm Jutten-Herault shows the most stable work. It shows the shortage of sensitivity to change settings, but at the same time the algorithm based on minimization of the mutual information is efficient. The main advantage of studied algorithms is in not complicated computational processes in comparison with their equivalents.

Keywords. Blind signal separation, Jutten-Herault algorithm, minimization of mutual information, blind processing, OFDM-signal, Kullback-Leibler measures.

Введение

В настоящее время для анализа и обработки сигналов применяют различные статистические методы. Однако недостатком классических методов оптимальной обработки сигналов является обязательное знание параметров и (или) распределений сигналов и помех. Для преодоления априорной неопределенности все чаще используются слепые методы разделения (выделения) сигналов. Наиболее простыми в реализации алгоритмами являются алгоритм слепого разделения сигнала Жуттенна — Эро и алгоритм слепого разделения сигнала на основе минимизации взаимной информации.

Результаты некоторых исследований данных алгоритмов также можно найти в статьях Манохина А. Е. [1, 2]

Для исследования параметров указанных алгоритмов был использован OFDM-сигнал с двумя поднесущими. OFDM-сигнал (англ. Orthogonal frequency-division multiplexing — мультиплексирование с ортогональным частотным разделением каналов) позволяет быстро и эффективно передавать данные даже в каналах с многолучевым распространением сигнала. Передача ведется одновременно на большом количестве несущих частот (рис. 1). Каждая поднесущая модулируется по обычной схеме модуляции (например, квадратурная амплитудная модуляция) на низкой символьной скорости, сохраняя общую скорость передачи данных, как и у обычных схем модуляции одной несущей в той же полосе пропускания. На практике сигналы OFDM получают путем использования процедуры быстрого преобразования Фурье (БПФ).



Рис. 1. Спектр OFDM-сигнала

Fig. 1. OFDM signal spectrum

Постановка задачи

Вводится предположение, что разделяемые процессы $S_1...S_n$ — независимые. В качестве устройства разделения используется нейронная сеть с обратными связями (рис. 2).

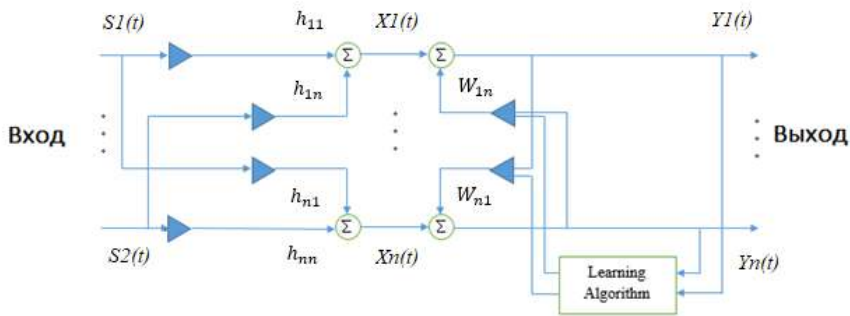


Рис. 2. Нейронная сеть для разделения сигналов

Fig. 2. Neural network of signal separation

Алгоритм Жуттена — Эро реализован с помощью рекуррентного уравнения [2]:

$$W(t+1) = W(t) + \mu(t) \left[\Lambda - f(\hat{d}(t)) g^T(\hat{d}(t)) \right], \quad (1)$$

где Λ — диагональная матрица с элементами, обычно равными единице; $f(\hat{d})$ и $g(\hat{d})$ — нечетные функции активации (например, можно использовать нечетные функции $\tanh(\hat{d})$ и \hat{d}^3).

Диагональные коэффициенты нейронной сети w_{ii} обеспечивают самонормализацию дисперсий выходных сигналов, что улучшает характеристики сети, даже если смешивающая матрица является плохо обусловленной [1, 2].

Для синтеза алгоритма на основе минимизации взаимной информации в качестве критерия разделения [4–6] предлагается использовать меру Кульбака — Лейблера:

$$K(f|g) = \int_s f(s) \log \left(\frac{f(s)}{g(s)} \right) ds, \quad (2)$$

где $f(s)$ и $g(s)$ — функции плотности вероятности.

Эта мера показывает близость двух распределений. Если распределения полностью совпадают, то мера Кульбака — Лейблера принимает нулевое значение при условии, что интеграл (2) существует. Частными случаями этой меры являются критерии максимального правдоподобия, минимума энтропии (или максимума отрицательной энтропии).

Необходимо отметить, что эти критерии не позволяют эффективно разделять гауссовы процессы. В самом деле, пусть два разделяемых независимых процесса являются широкополосными гауссовыми и имеют распределения $g_1(s_1)$ и $g_2(s_2)$. Тогда совместная плотность

вероятности гауссовых процессов $f(s_1, s_2)$ будет равна произведению их плотностей вероятностей и легко может быть факторизована. Мера Кульбака — Лейблера будет определяться логарифмической функцией от отношения определителей корреляционных матриц выходных сигналов и эталонных сигналов, которые являются независимыми многомерными гауссовыми процессами, а равно отношениями их дисперсий. Такая функция недостаточно выпукла или вообще не имеет экстремума, поэтому затруднительно, а порой невозможно найти разделяющую матрицу [1, 2].

Однако если среди двух разделяемых процессов один гауссов, а другой негауссов, то разделение возможно. Аналогично можно утверждать и в случае смеси случайных процессов, среди которых только один имеет гауссово распределение.

Взаимная информация выходов нейронной сети может быть выражена:

$$I(y) = -H(y) + \sum_{i=1}^m H(y_i), \quad (3)$$

где $H(y_i)$ — энтропии оцениваемых после разделения сигналов с выходов y_i ;

$H(y)$ — взаимная энтропия процессов на выходах нейронной сети;

m — число выходов нейронной сети (количество разделяемых процессов).

Внимательно анализируя (3) и учитывая суть слепого разделения сигналов, можно заметить, что при полном их разделении на соответствующих выходах нейронной сети будут присутствовать только процессы с искомыми распределениями, а взаимная информация по всем выходам будет равна нулю, и соответственно, сумма их энтропий будет минимальна, что эквивалентно минимизации функционала:

$$J = -\sum_{i=1}^m E\{\log \Theta_i(y_i)\}, \quad (4)$$

где $\Theta_i(y_i)$ — функции плотности вероятности разделяемых процессов;

E — оператор усреднения.

Запишем сигналы выходов рекуррентной нейронной сети (рис. 2) в векторно-матричной форме следующим образом:

$$y(\tau) = x(\tau) - \sum_{p=1}^L W_p y(\tau - p), \quad (5)$$

где W_p — p -ая разделяющая матрица W , имеющая нулевые диагональные элементы ($w_{ii} = 0$) и зависящая от сдвига на p отсчетов суммируе-

мых сигналов в цепи обратной связи ИНС; L — число весовых коэффициентов фильтров в цепи обратной связи нейронной сети; τ — время, измеряемое в отсчетах.

Дифференциал функционала (3):

$$dJ = - \sum_{i=1}^m E \left\{ \frac{d \log \Theta_i(y_i)}{dy_i} dy_i \right\} = E \{ f^T(y) dy(\tau) \}, \quad (6)$$

где $f(y)$ — вектор-столбец производных от функций логарифмической плотности вероятности $\frac{d \log \Theta_i(y_i)}{dy_i}$ (функций активации).

Из выражения (5) найдем дифференциал вектора выходных сигналов по разделяющей матрице:

$$dy(\tau) = - \left[\sum_{p=1}^L [dW_p y(\tau - p) + W_p y(\tau - p)] \right] \approx - \sum_{p=1}^L dW_p y(\tau - p). \quad (7)$$

Упрощение выражения (7) связано с тем, что на малые изменения выходных сигналов влияют только малые изменения элементов матриц W_p .

Обычный градиентный поиск элементов разделяющих матриц приводит к следующему выражению:

$$W_p(\tau + 1) = W_p(\tau) - \mu(\tau) \frac{dJ}{dW_p}, \quad (8)$$

где $\mu(\tau)$ — коэффициент адаптации алгоритма, который также может зависеть от времени.

Градиент функционала (4) с учетом выражений (6) и (7) равен:

$$\frac{dJ}{dW_p} = - \frac{E \{ f^T(y) \sum_{p=1}^L dW_p y(\tau - p) \}}{dW_p} = - E \{ f(y) y^T(\tau - p) \}. \quad (9)$$

Усреднение заменим на скользящее среднее и получим алгоритм градиентного поиска коэффициентов p -разделяющих матриц:

$$W_p(\tau + 1) = W_p(\tau) + \mu(\tau) R_{fy}(p), \quad (10)$$

где $R_{fy}^{(\tau)}(p) = (1 - \mu_0) R_{fy}^{(\tau-1)}(p) + \mu_0 f(y) y^T(\tau - p)$ — матрица взаимной корреляции функции активации от выходных сигналов и выходных сигналов ИНС; μ_0 — произвольно выбираемый коэффициент меньше единицы.

Преимущество алгоритма слепого разделения на основе минимизации взаимной информации перед алгоритмами Жуттена — Эро

состоит в том, что разделяются помехи, не только имеющие разные задержки и уровни, но и подвергнутые различным линейным преобразованиям в канале распространения.

Результаты моделирования

Алгоритм слепого разделения сигналов Жуттена — Эро

Основными параметрами, влияющими на разделение сигналов, являются:

- $H(n, m)$ — диагональная матрица с элементами $E\{f(y_i)g(y_i)\}$;
- μ — коэффициент адаптации алгоритма.

Рассмотрев результаты изменения значений $H(n, m)$ (табл. 1–4), влияния коэффициентов диагональной матрицы на отношение сигнал/шум и на установку времени адаптации, можно сделать следующие выводы: отношение сигнал/шум при изменении коэффициентов диагональной матрицы не изменяется, так же как установка времени адаптации [7].

Таблица 1

Влияние коэффициента диагональной матрицы на отношение сигнал/шум без добавления шума

Table 1

The effect of the diagonal matrix coefficient on the signal-to-noise ratio without noise addition

$H(n, m)$	0	0,2	0,4	0,6	0,8	1	1,2	1,4	1,6
$Ps1'/Ps2$, дБ	—	2,959	2,958	2,955	2,948	—	2,969	2,966	2,965
$Ps2'/Ps1$, дБ	—	2,952	2,95	2,947	2,938	—	2,961	2,959	2,958

Таблица 2

Влияние коэффициента диагональной матрицы на отношение сигнал/шум с добавлением шума

Table 2

The effect of the diagonal matrix coefficient on the signal-to-noise ratio with noise addition

$H(n, m)$	0	0,2	0,4	0,6	0,8	1	1,2	1,4	1,6
$Ps1'/Ps2$, дБ	—	3,017	3,016	3,013	3,006	—	3,032	3,026	3,024
$Ps2'/Ps1$, дБ	—	2,995	2,994	2,993	2,987	—	3,004	3	2,999

Таблица 3

Влияние коэффициента диагональной матрицы на установку времени адаптации без добавления шума

Table 3

The effect of the diagonal matrix coefficient on the adaptation time setting without noise addition

$H(n, m)$	0	0,2	0,4	0,6	0,8	1	1,2	1,4	1,6
t_1, c	—	0,205	0,205	0,205	0,205	—	0,205	0,205	0,205
t_2, c	—	0,205	0,205	0,205	0,205	—	0,205	0,205	0,205

Таблица 4

Влияние коэффициента диагональной матрицы на установку времени адаптации с добавлением шума

Table 4

The effect of the diagonal matrix coefficient on the adjustment of the adaptation time with noise addition

$H(n, m)$	0	0,2	0,4	0,6	0,8	1	1,2	1,4	1,6
t_1, c	—	0,2	0,2	0,2	0,2	—	0,2	0,2	0,2
t_2, c	—	0,2	0,2	0,2	0,2	—	0,2	0,2	0,2

Диагональная матрица влияет на разделение двух сигналов в том случае, если матрица является единичной, то есть, например, квадратной матрицей, элементы главной диагонали которой равны единице, а остальные не равны единице и нулю, то получаем удовлетворительное разделение двух сигналов, в противном случае разделения сигналов не происходит.

Результат изменения μ показал (табл. 5–8), что коэффициент адаптации алгоритма особо не влияет на отношение сигнал/шум и на установку времени адаптации [7].

Таблица 5

Влияние коэффициентов адаптации на отношения сигнал/шум без добавления шума

Table 5

The effect of adaptation factors on signal-to-noise ratios without noise addition

μ	0,00000001	0,0000001	0,000001	0,00001	0,0001	0,001	0,01	0,1	1
$Ps1'/Ps2$, дБ	2,961	2,961	2,961	2,961	2,96	2,958	2,916	2,385	—
$Ps2'/Ps1$, дБ	2,955	2,955	2,955	2,955	2,955	2,95	2,901	2,375	—

Таблица 6

Влияние коэффициентов адаптации на отношения сигнал/шум с добавлением шума

Table 6

The effect of adaptation factors on signal-to-noise ratios with noise addition

μ	0,00000001	0,0000001	0,000001	0,00001	0,0001	0,001	0,01	0,1	1
$P_{s1'}/P_{s2}$, дБ	3,019	3,019	3,019	3,019	3,019	3,016	2,972	2,457	—
$P_{s2'}/P_{s1}$, дБ	2,995	2,995	2,995	2,995	2,995	2,994	2,95	2,436	—

Таблица 7

Влияние коэффициента адаптации на установку времени адаптации без добавления шума

Table 7

The effect of adaptation factor on setting the adaptation time without noise addition

μ	0,00000001	0,0000001	0,000001	0,00001	0,0001	0,001	0,01	0,1	1
t_1 , с	0,205	0,205	0,205	0,205	0,205	0,205	0,205	0,205	—
t_2 , с	0,205	0,205	0,205	0,205	0,205	0,205	0,205	0,220	—

Таблица 8

Влияние коэффициента адаптации на установку времени адаптации с добавлением шума

Table 8

The effect of adaptation factor on setting the adaptation time with noise addition

μ	0,00000001	0,0000001	0,000001	0,00001	0,0001	0,001	0,01	0,1	1
t_1 , с	0,2	0,2	0,2	0,2	0,2	0,2	0,2	0,2	—
t_2 , с	0,2	0,2	0,2	0,2	0,2	0,2	0,2	0,215	—

При увеличении коэффициента адаптации с 0,00001 до 0,01 происходит разделение двух сигналов, при увеличении коэффициента до 0,1 получаем неполноценное разделение двух сигналов (рис. 3), это выражено появлением амплитудной модуляции у второго сигнала, если продолжать увеличивать коэффициент адаптации, то алгоритм перестает работать. Также можно заметить, что при установке коэффициента от 0,01 до 0,1 происходит незначительное изменение отно-

шения сигнал/шум и установки времени адаптации, это объясняется появлением амплитудной модуляции у второго сигнала.

В целом можно сказать, что этот алгоритм является устойчивым к изменению параметров [7].

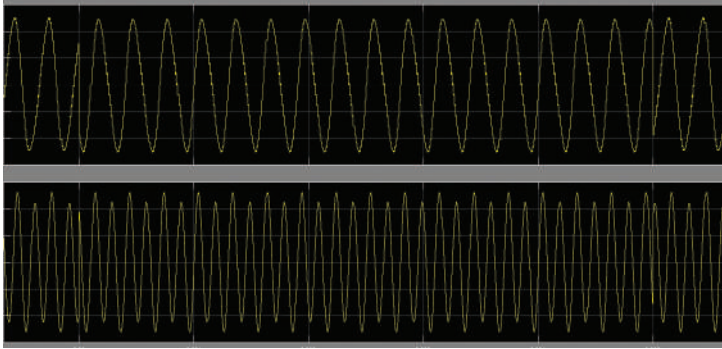


Рис. 3. Результат разделения двух сигналов с использованием алгоритма Жуттена — Эро с коэффициентом адаптации алгоритма, равным 0,1

Fig. 3. The result of the separation of two signals using the Jutten–Herault algorithm with an adaptation coefficient of the algorithm equal to 0.1

Алгоритм на основе минимизации взаимной информации

Основными параметрами, влияющими на разделение сигналов в этом алгоритме, являются:

- $H(n, m)$ — диагональная матрица с элементами,
- μ — коэффициент адаптации алгоритма,
- μ_0 — произвольно выбираемый коэффициент адаптации.

Результат изменения значений $H(n, m)$ показал (табл. 9–12), что разделения сигнала не происходит, если матрица является единичной, а также было замечено, что при увеличении значения элементов не главной диагонали происходит деградация амплитуды второго сигнала (рис. 4, а, б) после разделения [7].

Таблица 9

Влияние весовых коэффициентов диагональной матрицы на отношение сигнал/шум без добавления шума

Table 9

The effect of the weight coefficients of the diagonal matrix on the signal-to-noise ratio without noise addition

$H(n, m)$	0	0,2	0,4	0,6	0,8	1	1,2	1,4	1,6
$Ps1'/Ps2$, дБ	—	14,3	18,86	21,6	23,56	25,07	26,26	27,22	28,02
$Ps2'/Ps1$, дБ	—	11,83	13,1	13,46	13,69	13,92	14,18	14,47	14,79

Таблица 10

Влияние весовых коэффициента диагональной матрицы на отношение сигнал/шум с добавлением шума

Table 10

The effect of the weights of the diagonal matrix on the signal-to-noise ratio with noise addition

$H(n, m)$	0	0,2	0,4	0,6	0,8	1	1,2	1,4	1,6
$Ps1'/Ps2$, дБ	—	13,36	18,34	21,28	23,35	24,92	26,15	27,14	28,6
$Ps2'/Ps1$, дБ	—	10,98	12,91	13,57	13,35	14,32	14,66	15,01	15,32

Таблица 11

Влияние весовых коэффициентов диагональной матрицы на установку времени адаптации без добавления шума

Table 11

The effect of the weights of the diagonal matrix on the installation of the adaptation time without noise addition

$H(n, m)$	0	0,2	0,4	0,6	0,8	1	1,2	1,4	1,6
t_1 , с	—	0,55	0,35	0,27	0,215	0,195	0,18	0,16	0,135
t_2 , с	—	0,59	0,38	0,29	0,25	0,21	0,19	0,18	0,16

Таблица 12

Влияние весовых коэффициента диагональной матрицы на установку времени адаптации с добавлением шума

Table 12

The effect of the weights of the diagonal matrix on the adjustment of the adaptation time with noise addition

$H(n, m)$	0	0,2	0,4	0,6	0,8	1	1,2	1,4	1,6
t_1 , с	—	0,55	0,34	0,265	0,21	0,19	0,17	0,15	0,135
t_2 , с	—	0,58	0,37	0,285	0,23	0,205	0,185	0,165	0,15

Рост отношения сигнал/шум можно объяснить тем, что происходит искажение сигнала в канале с увеличением значения элементов диагональной матрицы после разделения, за счет чего происходит незначительное уменьшение времени адаптации.

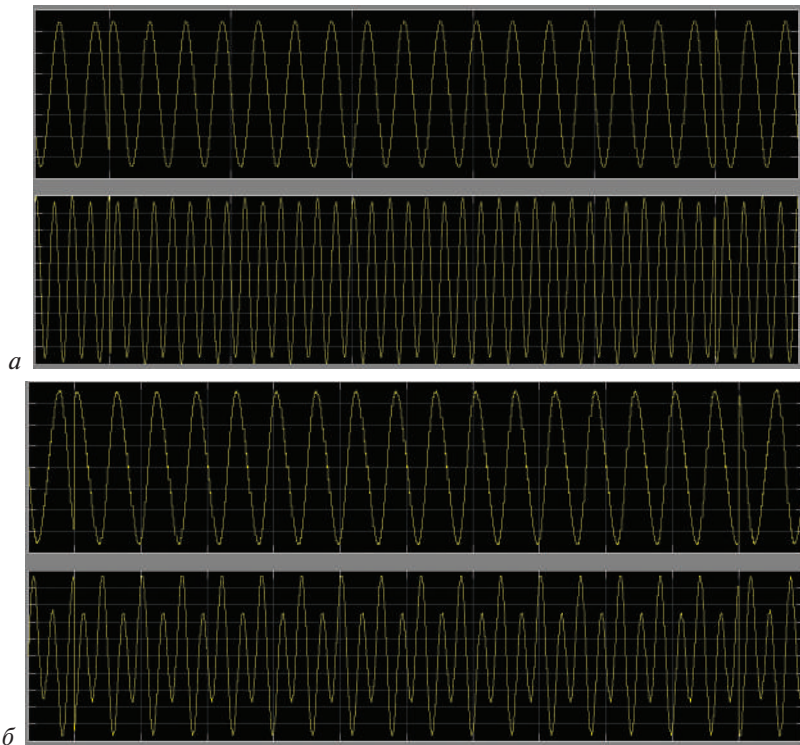


Рис. 4. Результат разделения двух сигналов с использованием алгоритма слепого разделения сигналов на основе минимума взаимной информации:

$a - H(n, m) = 0,2$, $б - H(n, m) = 1,6$

Fig. 4. The result of the separation of two signals using the algorithm of blind separation of signals based on the minimum of mutual information:

$a - H(n, m) = 0,2$, $б - H(n, m) = 1,6$

Анализ влияния коэффициентов адаптации показал (табл. 13–16), что он не влияет на отношение сигнал/шум, на установку времени адаптации и на разделение сигнала [7].

Таблица 13

Влияние коэффициентов адаптации на отношение сигнал/шум без добавления шума

Table 13

The effect of adaptation factors on signal-to-noise ratios without noise addition

μ	0	0,0000001	0,000001	0,00001	0,0001	0,001	0,01	0,1	1
$Ps1'/Ps2$, дБ	—	14,3	14,3	14,3	14,3	14,3	14,3	14,3	14,3
$Ps2'/Ps1$, дБ	—	11,83	11,83	11,83	11,83	11,83	11,83	11,83	11,83

Таблица 14

Влияние коэффициентов адаптации на отношение сигнал/шум с добавлением шума

Table 14

The effect of coefficients on signal-to-noise ratios with noise addition

μ	0	0,0000001	0,000001	0,00001	0,0001	0,001	0,01	0,1	1
P_{s1}'/P_{s2} , дБ	—	13,36	13,36	13,36	13,36	13,36	13,36	13,36	13,36
P_{s2}'/P_{s1} , дБ	—	10,98	10,98	10,98	10,98	10,98	10,98	10,98	10,98

Таблица 15

Влияние коэффициента адаптации на установку времени адаптации без добавления шума

Table 15

The effect of adaptation factor on setting the adaptation time without noise addition

μ	0	0,00000001	0,0000001	0,000001	0,00001	0,0001	0,001	0,01	0,1
t_1 , с	—	0,55	0,55	0,55	0,55	0,55	0,55	0,55	0,55
t_2 , с	—	0,59	0,59	0,59	0,59	0,59	0,59	0,59	0,59

Таблица 16

Влияние коэффициента адаптации на установку времени адаптации с добавлением шума

Table 16

The effect of adaptation coefficient on the adjustment of the adaptation time with noise addition

μ	0	0,00000001	0,0000001	0,000001	0,00001	0,0001	0,001	0,01	0,1
t_1 , с	—	0,55	0,55	0,55	0,55	0,55	0,55	0,55	0,55
t_2 , с	—	0,57	0,57	0,57	0,57	0,57	0,57	0,57	0,57

Изменение параметра μ_0 выявило (табл. 17–20), что произвольно выбираемый коэффициент μ_0 не только должен быть меньше единицы, но и быть в пределах $0,01 \geq \mu_0 \geq 0,1$, в противном случае не удастся разделить сигналы, а резкое изменение отношения сигнал/шум и времени адаптации говорит о чувствительности этого алгоритма к этому параметру [7].

Таблица 17

**Влияние произвольно выбираемого коэффициента адаптации
на отношение сигнал/шум без добавления шума**

Table 17

**The effect of a randomly selected adaptation factor on signal-to-noise ratios
without noise addition**

μ_0	0,001	0,01	0,1	1
$Ps1'/Ps2$, дБ	—	14,3	30,79	—
$Ps2'/Ps1$, дБ	—	11,83	13,74	—

Таблица 18

**Влияние произвольно выбираемого коэффициента адаптации
на отношение сигнал/шум с добавлением шума**

Table 18

**The effect of a randomly selected adaptation factor on signal-to-noise ratios
with noise addition**

μ_0	0,001	0,01	0,1	1
$Ps1'/Ps2$, дБ	—	13,36	29,37	—
$Ps2'/Ps1$, дБ	—	10,98	10,12	—

Таблица 19

**Влияние произвольно выбираемого коэффициента адаптации
на установку времени адаптации без добавления шума**

Table 19

**The effect of an arbitrarily selectable adaptation factor on setting
the adaptation time without noise addition**

μ_0	0,001	0,01	0,1	1
t_1 , с	—	0,55	0,12	—
t_2 , с	—	0,59	0,18	—

Таблица 20

Влияние произвольно выбираемого коэффициента адаптации на установку времени адаптации с добавлением шума

Table 20

The effect of an arbitrarily selectable adaptation factor on the adjustment of the adaptation time with noise addition

μ_0	0,001	0,01	0,1	1
t_1, c	—	0,55	0,145	—
t_2, c	—	0,58	0,185	—

Заключение

При сравнении алгоритма Жуттена — Эро и алгоритма на основе минимизации взаимной информации наиболее стабильную работу показал алгоритм Жуттенна — Эро. Это показано его отсутствием к чувствительности параметров, а также выражено отсутствием амплитудных манипуляций после разделения сигналов, за счет этого отношение сигнал/шум у алгоритма Жуттена — Эро меньше (табл. 21, 22), но время сходимости лучше по сравнению с алгоритмом на основе минимизации взаимной информации.

Таблица 21

Сводная таблица алгоритмов слепого разделения/выделения сигналов без добавления шума

Table 21

Summary table of algorithms of blind separation/extraction of signals without noise addition

Измеря- емый па- раметр	Алгоритм Жутена — Эро		Алгоритм на основе минимума взаимной информации		
	$H(n, m) = 0,4$	$\mu = 0,001$	$H(n, m) = 0,2$	$\mu = 0,001$	$\mu_0 = 0,01$
$Ps1'/Ps2,$ дБ	2,958		14,3		
$Ps2'/Ps1,$ дБ	2,95		11,83		
t_1, c	0,205		0,55		
t_2, c	0,205		0,59		

Таблица 22

**Сводная таблица алгоритмов слепого разделения/выделения сигналов
с добавлением шум**

Table 22

**Summary table of algorithms of blind separation/selection of signals
with noise addition**

Измеряе- мый пара- метр	Алгоритм Жутена — Эро		Алгоритм на основе минимума взаимной информации		
	$H(n, m) = 0,4$	$\mu = 0,001$	$H(n, m) = 0,2$	$\mu = 0,001$	$\mu_0 = 0,01$
$Ps1'/Ps2$, дБ	3,016		13,36		
$Ps2'/Ps1$, дБ	2,994		10,98		
t_1 , с	0,2		0,55		
t_2 , с	0,2		0,58		

По представленным результатам, алгоритмы являются работоспособными и не имеют сложных вычислительных процессов, что говорит о явном преимуществе перед алгоритмами слепого разделения сигналов, основанных на преобразовании Фурье [7].

Литература/References

1. Манохин А. Е. Многоканальный адаптивный со слепым разделением помех в опорных каналах [Электронный ресурс]. URL: <http://jre.cplire.ru/alt/oct14/4/text.html> (дата обращения: 30.10.2018).

Manokhin A. E. *Multichannel adaptive with the blind separation of interference in the reference channels*. Available at: <http://jre.cplire.ru/alt/oct14/4/text.html> (accessed 30.10.2018). (In Russian)

2. Манохин А. Е. Применение алгоритма слепого разделения помех на основе минимизации взаимной информации в опорных каналах многоканального адаптивного компенсатора [Электронный ресурс]. URL: <http://jre.cplire.ru/win/mar16/6/text.html> (дата обращения: 30.10.2018).

Manokhin A. E. *Application of the algorithm of blind separation of interference based on minimization of mutual information in the reference channels of the multichannel adaptive compensator*. Available at: <http://jre.cplire.ru/win/mar16/6/text.html> (accessed 30.10.2018). (In Russian)

3. Долгих Д. А. Алгоритмы и устройства обработки сигналов на основе ортогонального частотного мультиплексирования. Томск : ТУСУР, 2008. 21 с.

Dolgih D. A. *Algorithms and signal processing devices based on orthogonal frequency multiplexing*. Tomsk, TUSUR, 2008, 21 p. (In Russian)

4. Cardoso J. F. Blind signal separation: statistical principles. *Proceeding of the IEEE*, 1998, vol. 10, no. 9, pp. 2009–2025.

5. Цифровая обработка сигналов и изображений в радиофизических приложениях / под ред. В. Ф. Кравченко. М. : ФИЗМАТЛИТ, 2007. 544 с.

6. *Digital signal and image processing in radiophysical applications*. Ed. by V. F. Kravchenko. — Moscow, FIZMATLIT, 2007, 544 p. (In Russian)

7. Cichoki A., Amari S. *Adaptive Blind Signal and Image Processing: Learning Algorithms and Applications*, John Wiley & Sons, 2002.

8. Белков К. С. Разработка и исследование эффективности алгоритмов слепого разделения/выделения сигнала на фоне различных помех / К. С. Белков. Екатеринбург, 2017. 103 с.

Belkov K. S. *Development and study of the effectiveness of algorithms of blindly separating/extracting a signal against the background of various interferences*, Yekaterinburg, 2017, 103 p. (In Russian)

Информация об авторе

Белков Кирилл Сергеевич — аспирант департамента радиоэлектроники и связи Института радиоэлектроники и информационных технологий — РТФ Уральского федерального университета имени первого Президента России Б. Н. Ельцина (ул. Мира, 32, Екатеринбург, Россия).

Information about the authors

Belkov Kirill Sergeevich — postgraduate of the Department of Radioelectronics and Communications of Engineering School of Information Technologies, Telecommunications and Control Systems of Ural Federal University the first President of Russia B. N. Yeltsin (Mira street 32, Ekaterinburg, Russian Federation).

Поступила / Receiver: 07.08.2018

Принята в печать / Accepted: 14.10.2018